

Japanese Patent Laid-Open No. 141004/1995

AC

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平7-141004

(43) 公開日 平成7年(1995)6月2日

(51) Int.Cl. ⁸	識別記号	庁内整理番号	FI	技術表示箇所
G 0 5 B 13/02	L	9131-3H		
13/04		9131-3H		

審査請求 未請求 請求項の数6 FD (全 6 頁)

(21) 出願番号 特願平5-307542

(22) 出願日 平成5年(1993)11月12日

(71) 出願人 000006622

株式会社安川電機

福岡県北九州市八幡西区黒崎城石2番1号

(72) 発明者 中村 裕司

福岡県北九州市八幡西区黒崎城石2番1号

株式会社安川電機内

(72) 発明者 安藤 慎悟

愛知県豊川市本野ヶ原1-159

(72) 発明者 示村 悦二郎

【特許請求の範囲】

【請求項1】 m個の入力とp個の出力を持ち、状態空間表現

$$x(i+1) = Ax(i) + Bu(i)$$

$$y(i) = Cx(i)$$

(ここで、xはn次元の状態ベクトル、uはm次元の入力ベクトル、yはp次元の出力ベクトルで、A、B、Cは行列である)で表される制御対象の出力ベクトルyを、周期Lで同じパターンを繰り返す目標指令ベクトル*

$$J = \sum_{k=i+1}^{i+M} \{x_s(k-L) - \eta(k)\}^T C^T Q C \{x_s(k-L) - \eta(k)\} + \sigma(k-1)^T R \sigma(k-1) \\ + \{x_s(i+M-L) - \eta(i+M)\}^T H \{x_s(i+M-L) - \eta(i+M)\}$$

(ここで、 $x_s(i) = C^T (CC^T)^{-1} r(i) - x(i)$ 、 $\eta(i) = x(i) - x(i-L)$ 、 $\sigma(i) = u(i) - u(i-L)$ であり、Q、R、Hは重み行列である)が最小となるように、現在時刻の制御入力ベクトルu(i)を決定する手段とを備えたことを特徴とする最適予見学習制御装置。

【請求項2】 偏差ベクトルおよび制御入力ベクトルの時系列データを記憶する手段と、状態ベクトルxを記憶して、その1周期前からの変化分 η を求める手段と、現在時刻の制御入力ベクトルu(i)を

【数2】

$$u(i) = u(i-L) + K\eta(i) + \sum_{k=1}^M \Psi_k e(i+k-L)$$

(ここで、K、 Ψ_k は学習制御用定数行列であり、特にKは制御対象に対して最適レギュレータを構成した場合のフィードバックゲイン行列である)として決定する手段とを備えたことを特徴とする請求項1記載の最適予見学習制御装置。

【請求項3】 偏差ベクトルおよびm次元ベクトルv(i)の時系列データを記憶する手段と、現在時刻の制御入力ベクトルu(i)を

$$u(i) = Kx(i) + v(i)$$

【数3】

$$v(i) = v(i-L) + \sum_{k=1}^M \Psi_k e(i+k-L)$$

(ここで、K、 Ψ_k は学習制御用定数行列であり、特にKは制御対象に対して最適レギュレータを構成した場合のフィードバックゲイン行列である)として決定する手段とを備えたことを特徴とする請求項1記載の最適予見学習制御装置。

【請求項4】 p次元ベクトルw(i)の時系列データを記憶する手段と、現在時刻の制御入力ベクトルu(i)を

【数4】

$$u(i) = Kx(i) + \sum_{k=1}^M \Psi_k w(i+k-L)$$

$$w(i) = w(i-L) + e(i)$$

(ここで、K、 Ψ_k は学習制御用定数行列であり、特に

*rに追従させるよう、現在時刻iにおいて、目標指令ベクトルr(i) (= r(i-L))と、制御対象の出力ベクトルy(i)および状態ベクトルx(i)を入力し、制御入力ベクトルu(i)を制御対象へ出力する学習制御装置において、

目標指令ベクトルと出力ベクトルより、偏差ベクトルe(i)を求める手段と、学習制御用定数行列を記憶する手段と、評価関数

【数1】

Kは制御対象に対して最適レギュレータを構成した場合のフィードバックゲイン行列である)として決定する手段とを備えたことを特徴とする請求項1記載の最適予見学習制御装置。

【請求項5】 適当な記憶手段と演算手段を用いて、状態ベクトルx(i)、偏差ベクトルe(i)、制御入力ベクトルu(i)のz変換、X(z)、E(z)、U(z)が、

【数5】

$$U(z) = KX(z) + \sum_{k=1}^M \Psi_k z^k \frac{F(z)z^{-L}}{1-F(z)z^{-L}} E(z)$$

(ここで、F(z)はローパスフィルタの伝達関数または1であり、K、 Ψ_k は学習制御用定数行列で、特にKは制御対象に対して最適レギュレータを構成した場合のフィードバックゲイン行列である)となるよう制御入力ベクトルu(i)を決定する手段とを備えたことを特徴とする請求項1記載の最適予見学習制御装置。

【請求項6】 状態ベクトルx(i)をオブザーバにより推定する手段とを備えたことを特徴とする請求項1乃至5記載の最適予見学習制御装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】本発明は、工作機械、ロボット等の制御装置に関する。

【0002】

【従来の技術】繰り返し目標指令に対する学習制御装置としては、本出願人が特願平3-177230、特願平5-135469、および、特願平5-125311において提案した装置がある。これらの装置では、同じ目標指令に対する動作を繰り返し、偏差、補正量、制御入力、および、制御対象の動特性モデルをもとに未来偏差予測値が最小となるように制御入力決定されるため、最終的には目標値と出力が一致し、高精度な追従動作が実現される。

【0003】

【発明が解決しようとする課題】しかし、特願平3-177230および特願平05-135469では、動特性モデルとして、

ステップ応答および伝達関数を用いており、制御対象の状態空間モデルが得られている場合、それぞれのモデルに変換することも考えられるが、直接的でなく、その分の手間がかかってしまう。さらに、特願平3-177230では十分整定するまでのステップ応答が必要であるため、整定時間の増加やサンプリング周期の短縮に伴って演算量が増加するという問題があった。特願平05-125311では、動特性モデルとして状態空間モデルを用いることにより、この問題を解決しているが、状態空間モデルに対する有効な設計法として知られている最適レギュレータの構成とはなっていない。また、これら3つの従来技術は、1入力1出力系を対象としており、多入力多出力系には適用できない。そこで本発明は、状態空間モデルを直接利用し、演算量が少なく、多入力多出力の制御対象に適用でき、さらに、その内部に最適レギュレータ系を持つ学習制御装置を提供することを目的とする。 *

$$J = \sum_{k=i+1}^{i+M} \{x_s(k-L) - \eta(k)\}^T C^T Q C \{x_s(k-L) - \eta(k)\} + \sigma(k-1)^T R \sigma(k-1) \\ + \{x_s(i+M-L) - \eta(i+M)\}^T H \{x_s(i+M-L) - \eta(i+M)\}$$

【0006】(ここで、 $x_s(i) = C^T (C C^T)^{-1} r(i) - x(i)$ 、 $\eta(i) = x(i) - x(i-L)$ 、 $\sigma(i) = u(i) - u(i-L)$ であり、 Q 、 R 、 H は重み行列である)が最小となるように、現在時刻の制御入力ベクトル $u(i)$ を決定する手段とを備えることにより、最適レギュレータ系を備えたことを特徴とする。

【0007】

【作用】上記手段により、多入力多出力の制御対象に対して、状態空間モデルを直接利用し、演算量が少なく、さらに、最適レギュレータが持つ最適性を有した学習制御装置が実現され、高精度な追従動作が可能となる。

【0008】

【実施例】本発明の具体的実施例を図1、図2、図3に示して説明する。まず図1において、1は本発明の学習制御装置であり、現在時刻*i*において、周期*L*で同じバ

*【0004】

【課題を解決するための手段】上記問題点を解決するため、本発明では、*m*個の入力と*p*個の出力を持ち、状態空間表現

$$x(i+1) = A x(i) + B u(i)$$

$$y(i) = C x(i)$$

で表される制御対象の出力ベクトル y を、周期*L*で同じパターンを繰り返す目標指令ベクトル r に追従させるよう、現在時刻*i*において、目標指令ベクトル $r(i)$ と、

10 制御対象の出力ベクトル $y(i)$ および状態ベクトル $x(i)$ を入力し、制御入力ベクトル $u(i)$ を制御対象へ出力する学習制御装置において、目標指令ベクトルと出力ベクトルより、偏差ベクトル $e(i)$ を求める手段と、学習制御用定数行列を記憶する手段と、評価関数

【0005】

【数6】

※ターンを繰り返す目標指令ベクトルの現在値 $r(i)$ と、制御対象の出力ベクトル $y(i)$ および状態ベクトル $x(i)$ を入力し、制御入力ベクトル $u(i)$ を制御対象へ出力する。7は、目標指令ベクトル $r(i)$ と出力ベクトル $y(i)$ との偏差ベクトル $e(i)$ を求める減算器、2は、学習制御用定数行列 K 、 Ψ_1, \dots, Ψ_m を記憶するメモリ、3は、1周期分の偏差ベクトルを記憶するメモリであり、減算器7の出力 $e(i)$ が新たに記憶される。4は、1周期分の状態ベクトルを記憶するメモリであり、8は、メモリ4に記憶された状態ベクトル $x(i-L)$ と、 $x(i)$ との差 $\eta(i)$ を求める減算器である。5は、1周期分の制御入力ベクトルを記憶するメモリである。6は演算器であり、

【0009】

【数7】

$$u(i) = u(i-L) + K \eta(i) + \sum_{k=1}^M \Psi_k e(i+k-L) \quad (1)$$

【0010】なる演算によって制御入力ベクトル $u(i)$ を算出する。算出された $u(i)$ は、学習制御装置1の出力として制御対象に出力されるとともに、メモリ5に記憶される。つぎに図2について説明する。11は本発明の学習制御装置であり、2、3、7は、図1と同じであ★

★る。12は、1周期分の*m*次元ベクトル v を記憶するメモリである。13は演算器であり、

【0011】

【数8】

$$u(i) = K x(i) + v(i) \\ v(i) = v(i-L) + \sum_{k=1}^M \Psi_k e(i+k-L) \quad (2)$$

【0012】なる演算によって、ベクトル $v(i)$ および制御入力ベクトル $u(i)$ を算出する。算出された $v(i)$ はメモリ12に記憶され、 $u(i)$ は、学習制御装置11 50

の出力として制御対象に出力される。さらに図3について説明する。21は本発明の学習制御装置であり、2、7は、図1と同じである。22は、1周期分の*p*次元ベ

クトル w を記憶するメモリであり、24は、メモリ22 *器であり、
に記憶されたベクトル $w(i-L)$ と、偏差ベクトル $e(i)$ 【0013】
との和を求める加算器である。加算器24の出力は、メ 【数9】
モリ22に $w(i)$ として新たに記憶される。23は演算*

$$u(i) = Kx(i) + \sum_{k=1}^M \Psi_k w(i-k-L) \quad (3)$$

【0014】なる演算によって制御入力ベクトル $u(i)$ ※式の導出を行う。次式の状態空間表現
を算出する。算出された $u(i)$ は、学習制御装置21の 【0015】
出力として制御対象に出力される。ここで(1),(2),(3) ※ 【数10】

$$\left. \begin{aligned} x(i+1) &= Ax(i) + Bu(i) & A \in R^{n \times n}, B \in R^{n \times m} \\ y(i) &= Cx(i) & C \in R^{p \times n}, \text{rank } C = p \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

【0016】($x(i) \in R^{n \times 1}, u(i) \in R^{m \times 1}, y(i) \in$ ★偏差ベクトル
 $R^{p \times 1}$ はそれぞれ状態、入力、出力ベクトル)で表され 【0017】
る制御対象の出力ベクトル y と、周期 L で同じパターン 【数11】
を繰り返す目標指令ベクトル $r(i) (= r(i-L))$ との★

$$\left. \begin{aligned} e(i) &= r(i) - y(i) & e(i), r(i) \in R^{p \times 1} \\ &= Cx_*(i) & x_*(i) \in R^{n \times 1} \\ x_*(i) &= C^T (CC^T)^{-1} r(i) - x(i) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

【0018】が、

$$e(i) \rightarrow 0 \quad (i \rightarrow \infty) \quad (6)$$

となるように、現在時刻 i において、制御入力ベクトル ☆考える。
 $u(i)$ を、1周期前の値から $\sigma(i)$ だけ補正することを☆

$$u(i) = u(i-L) + \sigma(i) \quad \sigma(i) \in R^{m \times 1} \quad (7)$$

(6)式を実現する補正量ベクトル $\sigma(i)$ は、以下の手順 ◆【0019】
で求められる。なお以下‘ベクトル’表現は省略する。 【数12】

(4)式より、 ◆30

$$\left. \begin{aligned} \eta(i) &= x(i) - x(i-L) & \eta(i) \in R^{n \times 1} \\ \delta(i) &= y(i) - y(i-L) & \delta(i) \in R^{p \times 1} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

【0020】で定義される状態変化分 $\eta(i)$ と出力変化 *【0021】
分 $\delta(i)$ の関係は次式となる。 * 【数13】

$$\left. \begin{aligned} \eta(i+1) &= A\eta(i) + B\sigma(i) \\ \delta(i) &= C\eta(i) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

【0022】また(8)式より、 $e(i) = e(i-L) - \delta(i)$ が ※【0023】
成り立つため、 $\delta(i) \rightarrow e(i-L)$ ($i \rightarrow \infty$)とすることが 【数14】
できれば、(6)式が実現される。そこで、評価関数 ※

$$\begin{aligned} J &= \sum_{k=i+1}^{i+M} \{x_*(k-L) - \eta(k)\}^T C^T Q C \{x_*(k-L) - \eta(k)\} + \sigma(k-1)^T R \sigma(k-1) \\ &\quad + \{x_*(i+M-L) - \eta(i+M)\}^T H \{x_*(i+M-L) - \eta(i+M)\} \quad Q, R > 0, H \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

【0024】を最小とするように補正量 $\sigma(i)$ を決定す 50 る。上式を最小とする $\sigma(i)$ は、重み H を、 $H = S - C$

7
 $^T QC$ (ただし、 S は離散形代数リカッチ方程式 $S = A$ * 式で与えられる。

$^T SA - A^T SB(R + B^T SB)^{-1} B^T SA + C^T$ 【0025】

QC の半正定一意解)とおくと、最適性の原理より、次* 【数15】

$$\sigma(i) = K\eta(i) + \sum_{k=1}^M \Psi_k e(i+k-L) \quad K \in R^{n \times n}, \Psi_k \in R^{n \times p} \quad (11)$$

【0026】ここで、 K, Ψ_k は次式

※【数16】

【0027】

※

$$K = -(R + B^T SB)^{-1} B^T SA$$

$$\Psi_k = (R + B^T SB)^{-1} B^T (A_c^T)^{k-1} C^T Q \quad k=1, \dots, M-1$$

$$\Psi_M = (R + B^T SB)^{-1} B^T (A_c^T)^{M-1} S C^T (C C^T)^{-1}$$

$$A_c = A + BK$$

(12)

【0028】で与えられ、特に K は、

★列となる。したがって、(7)、(11)式より、(1)式を得

【0029】

る。また(7)、(8)、(11)式より、制御入力 $u(i)$ を(2)式

【数17】

で与えることもできる。さらに、(2)式を z 変換し、 V

$$\sum_{k=1}^{\infty} [x(k)^T C^T Q C x(k) + u(k-1)^T R u(k-1)]$$

(z)を消去すると、

【0031】

【0030】を最小にする最適フィードバックゲイン行★20 【数18】

$$U(z) = KX(z) + \sum_{k=1}^M \Psi_k z^k \frac{z^{-L}}{1-z^{-1}} E(z) \quad (13)$$

【0032】となるため、図3の加算器24により、 $w(i) = w(i-L) + e(i)$ を求め、(3)式によって制御入力 $u(i)$ を与えることもできる。以上、(1)、(2)、(3)式の導出を行ったが、これらの式を用いた図1、2、3の実施例以外の構成でも、適当な記憶手段と演算手段を用いて、状態 $x(i)$ 、偏差 $e(i)$ 、制御入力 $u(i)$ の z 変換、 $X(z)$ 、 $E(z)$ 、 $U(z)$ が、(13)式となるように制御入力 $u(i)$ を決定する手段を備えていれば、同様の効果を持つ学習制御器が実現される。さらに、制御系の安定性を高めるために、(13)式の z^{-L} 部分を $F(z)z^{-L}$ としても良い。ここで $F(z)$ は、ローパスフィルタの伝達関数である。また、状態 $x(i)$ の実測値が得られない場合には、オブザーバによる推定値を用いれば良い。

【0033】

【発明の効果】以上述べたように本発明によれば、多入力多出力の制御対象に対して、状態空間モデルを直接利用し、演算量が少なく、さらに、最適レギュレータが持つ最適性を有した学習制御装置が実現され、高精度な追従動作が可能となるという効果がある。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の第1の具体的実施例を示す図

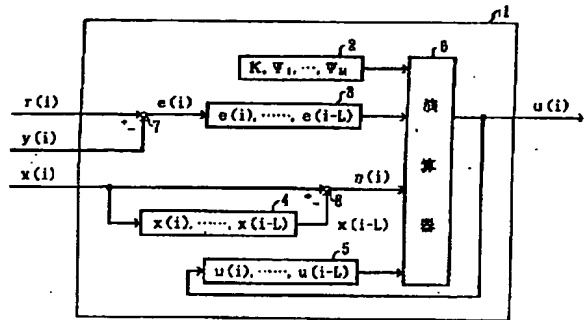
【図2】本発明の第2の具体的実施例を示す図

【図3】本発明の第3の具体的実施例を示す図

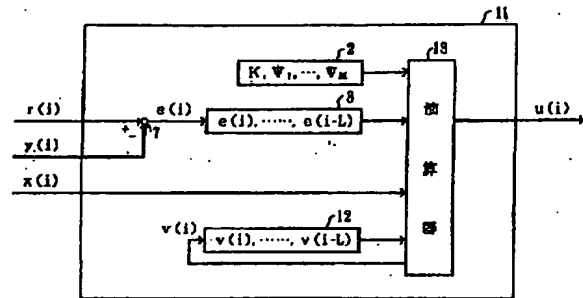
【符号の説明】

- 1 最適予見学習制御装置
- 2 学習制御用定数行列を記憶するメモリ
- 3 偏差ベクトルを記憶するメモリ
- 4 状態ベクトルを記憶するメモリ
- 5 制御入力ベクトルを記憶するメモリ
- 6 演算器
- 7、8 減算器
- 11 最適予見学習制御装置
- 12 ベクトル v を記憶するメモリ
- 13 演算器
- 21 最適予見学習制御装置
- 22 ベクトル w を記憶するメモリ
- 23 演算器
- 24 加算器

【図1】



【図2】



【図3】

